

卒業論文 2016 年度（平成 28 年度）

期待和了順目の評価による  
麻雀の打牌アルゴリズムの提案

慶應義塾大学 環境情報学部

細田 航星

徳田・村井・楠本・中村・高汐・バンミーター・植原・三次・中澤・武田  
合同研究プロジェクト

2017 年 1 月

卒業論文 2016 年度（平成 28 年度）

## 期待和了順目の評価による 麻雀の打牌アルゴリズムの提案

### 論文要旨

ゲーム AI による昨今の成果として、囲碁や将棋などのゲームでは、人間のチャンピオンレベルの実力に至っている。一方、麻雀においては未だそれに及んでいない。麻雀は多人数不完全情報ゲームに分類され、多人数性による複雑性と不完全情報による不確定性を理由に、適切なモデルを作成することが難しいからである。本論文では、和了率を高めるための打牌アルゴリズムとして、期待和了順目の評価を利用する手法を提案する。この手法の効果を確かめる実験として、多人数性を取り除いた 1 人麻雀の成績と、通常の四人麻雀の成績を、関連研究のアルゴリズムや人間プレイヤーと比較した。本手法で構築したアルゴリズムは 1 人麻雀において、単に有効牌の数だけで比較するアルゴリズムよりも、高い和了率を示すことがわかった。4 人麻雀では、わずかに和了率とレーティングが上回ったが、統計的に優位な差ではなかった。

### キーワード

麻雀, ゲーム情報学, AI

慶應義塾大学 環境情報学部

細田 航星

# Abstract Of Bachelor's Thesis    Academic Year 2016

## Summary

Recent achievements by game AI have led to human champion's ability in games such as Go and Shogi. On the other hand, Mahjong has not yet reached it. Mahjong is categorized as a multi-player incomplete information game, and it is difficult to create an appropriate model for reasons of complexity due to multiplicity and uncertainty due to incomplete information.

In this thesis, we propose a method to use the evaluation of expected winning cycle as batting tile algorithm to raise the rate of winning.

As an experiment to confirm the effectiveness of this method, we compare the performance of one mahjong who removed the multiplayer and the result of ordinary four person mahjong with the algorithm of related research and human player.

It was found that the algorithm constructed by this method shows higher winning rate than the algorithm to compare by merely the number of effective tiles in one person mahjong. In the 4-person mahjong, the rate of winning and ratings were slightly higher, but it was not statistically significant difference.

## Keywords

Mahjong, Game informatics, AI

Bachelor of Arts in Environmental Information  
Keio University

Wataru Hosoda

# 目次

第1章	序論	1
1.1	本論文の背景	1
1.2	本論文が着目する課題	1
1.3	本論文の目的	2
1.4	本論文の構成	2
第2章	背景	3
2.1	麻雀のゲーム理論的分類	3
2.2	麻雀の一般論	4
2.2.1	押しと降り	4
2.2.2	シャンテン数	4
2.3	関連研究	5
第3章	提案手法	6
3.1	手法の概要	6
3.2	期待和了巡目の算出	6
3.3	想定されるメリット	7
3.3.1	シャンテン数を下げるアルゴリズムとの比較	7
3.3.2	有効牌の数を数えるアルゴリズムとの比較	8
3.3.3	擬似的に期待和了巡目をモンテカルロ法で行った研究との比較	9
第4章	設計と実装	11
4.1	1人麻雀の実装	11
4.1.1	1人麻雀のルール	12
4.1.2	終了条件	13
4.1.3	データセット	13
4.2	4人麻雀の自動打ちシステムの実装	13
4.2.1	オンライン麻雀サイト天鳳	14
4.2.2	入力	14
4.2.3	計算	14
4.2.4	出力	15
第5章	評価	16

5.1	1 人麻雀における成績の評価 . . . . .	16
5.2	4 人麻雀における成績の評価 . . . . .	17
5.2.1	和了率 . . . . .	17
5.2.2	放銃率 . . . . .	19
5.2.3	レーティング . . . . .	20
<b>第 6 章</b>	<b>結論</b>	<b>22</b>
6.1	本研究のまとめ . . . . .	22
6.2	本研究の結論 . . . . .	22
6.3	今後の課題と展望 . . . . .	22
	謝辞	<b>23</b>
	参考文献	<b>24</b>

## 図 目 次

2.1	シャンテン数	5
3.1	有効牌のブロック	7
3.2	シャンテン数下げるように打つアルゴリズム	8
3.3	有効牌が多くなるように打つアルゴリズム	9
3.4	モンテカルロ法で期待和了巡目を求めるアルゴリズム	10
4.1	1人麻雀のフローチャート	11
4.2	天鳳上で自動打ちするためのシステムの設計図	13
4.3	シャンテン数を求めるバックトラック法	15
5.1	1人麻雀の和了率遷移	17
5.2	和了率遷移	18
5.3	放銃率遷移	19
5.4	レーティング遷移	21

## 表 目 次

4.1	本研究の1人麻雀プレイヤのルール . . . . .	12
4.2	ランク別リスト・AI稼働条件 . . . . .	14
5.1	100局のデータセットでの和了率 . . . . .	16
5.2	4人麻雀においての和了率の比較 . . . . .	18
5.3	4人麻雀においての放銃率の比較 . . . . .	20
5.4	4人麻雀においてのレーティングの比較 . . . . .	20

# 第1章 序論

## 1.1 本論文の背景

ゲーム AI による昨今の成果として、囲碁や将棋などのゲームでは、人間のチャンピオンレベルの実力に至っている。一方、麻雀においては未だそれに及んでいない。麻雀という競技は、多人数不完全情報ゲームに分類され、多人数性による複雑性と不完全情報による不確定性を理由に、適切なモデルを制作することが非常に難しいからである。例えば、囲碁などで利用されるゲーム木探索の手法も、以上の理由により麻雀にはそのまま適用することが出来ない。したがって、麻雀においては問題を部分ごとに取り出し、簡単な問題にしてからそれぞれを研究する必要がある。麻雀には、大きく分けて攻めと守りの戦略が存在するが、本論文では攻めの戦略について述べる。攻めの中でも、得点するために必要な和了率は非常に重要な指標であり、これを高めるための研究が数多く報告されている。和了率を高めるための研究としては大きく分けて、途中局面のヒューリスティクスを用いた方法、強者の牌譜を学習してモデルを作る方法、モンテカルロ法によるシミュレーションを用いた方法があげられる。この中で、本研究では特に途中局面のヒューリスティクスを用いた方法において、既存手法の課題を解決する手法を提案する。

## 1.2 本論文が着目する課題

途中局面のヒューリスティクスを用いて和了率を高めるように打牌するアルゴリズムとしては、シャンテン数を下げるように打つ方法、有効牌を最大にするように打つ方法が挙げられる。シャンテン数とは和了までの距離を表す指標で、小さいほど和了に近く、和了しやすいことを示す。したがって、与えられた牌姿14枚の中からそれぞれを打牌した場合のシャンテン数を全て計算し、最もシャンテン数が小さくなるような牌を選択するのが、最も簡単なシャンテン数を下げるように打つアルゴリズムである。しかしこの方法では、一般にシャンテン数が最も小さくなる牌は複数存在するため、その中からランダムで打牌を選択することになる。シャンテン数が最も小さくなる牌の中でも優劣は存在し、これが成績を分ける場合も多い。そのため、それらの中での優劣をつけるために一般に知られている方法が、有効牌の数を比較するという方法である。有効牌とは手牌に加えたときにシャンテン数を下げる牌の集合であり、この数が多くなるような打牌を選択することは和了率上昇につながる。しかし、この方法にはいくつかの問題点がある。一つは、有効牌の数が多いことは確かにシャンテン数を下げることを促すが、実際は有効牌にはそれぞれ種類が存在するため、数だけで比較すると正確な和了率の評価になっていない部分があることである。これは、有効牌の数が同数であっても和了率には差があることを示し、さらには有効牌の数が小さくなる選択を選んだほうが和了率が上がってしまうケースも存在することがわかってい



る。もう一つの問題は、この方法では目先の有効牌の数しか比較していないところである。確かに、シャンテン数を下げる牌の中から有効牌が最大になるような牌を選択することで、その瞬間次のシャンテン数を早く下げることが有利な状況になる。しかし長期的に見たときに、和了率において有利かどうかは、その瞬間の有効牌の数の比較だけではわからないことである。

### 1.3 本論文の目的

本研究では、期待和了巡目として定義する指標を用いて、和了率を高めるための打牌アルゴリズムを提案する。この手法では、与えられた牌姿におけるシャンテン数を下げる牌の中から、理論値として和了までの平均消費巡目を計算することによって、それらの牌を比較する。これにより、前節で上げた課題である、有効牌による比較アルゴリズムの問題点を解決し、和了率を改善することを目的とする。評価として、多人数性を取り除いた1人麻雀の成績と、通常の4人麻雀の成績を扱う。1人麻雀では相手プレイヤーが存在しないため、和了率を求めた打牌アルゴリズム同士の比較が精密に行えると期待できる。したがって1人麻雀では、本研究の提案手法による打牌アルゴリズムが、先に示したアルゴリズムよりも和了率として優る結果を出すことを目的とする。4人麻雀では相手プレイヤーが存在するため、和了率以外の項目でも成績に影響する要素が複雑にある。そのため、4人麻雀でも和了率が高くなることを示すことを目的とするが、その他の成績においては主に分析に利用する。

### 1.4 本論文の構成

本論文の構成について述べる。

2章では、ゲームAIの研究、麻雀研究の一般論について述べる。

3章では、期待和了巡目を定義し、それによって和了率を上げるための打牌を選択するアルゴリズムを提案する。

5章では、3章で提案した手法で実装したアルゴリズムのAIを1人麻雀を打たせ、和了率を評価する。また、4人麻雀で打った際の成績も評価する。

6章では、本手法によって得られた知見について述べる。

## 第2章 背景

本章では麻雀のゲーム理論的な位置づけと、AIを作る上で課題となる点を述べる。また、麻雀の一般論や関連研究についても同様に述べる。

### 2.1 麻雀のゲーム理論的分類

昨今では、Google が囲碁の世界で世界チャンピオンを破ったことは記憶に新しく [2]、あらゆるゲーム AI が様々な分野で活躍している。二人零和有限確定完全情報ゲームに分類されるチェス、将棋、オセロ、囲碁などは既にトップレベルの実力を達成している。これらのゲームはまず、二人零和ゲームであるために、自分の得点と相手の得点の関係性が明確である。自分の得点はすなわち相手の失点と等価であり、また、自分の失点は相手の失点と等価である。そのため、自分を有利な立場にするような戦略のモデルが作りやすく、これらの研究はいい結果を残している。また、有限であることも重要である。ゲームが有限な手数で終わるということがわかっている場合、モンテカルロ法によるシミュレーションなどで最終スコアから手の良さを逆算することが可能であるからである。これが無限になるケースだと、探索範囲が無限に広がるどころか、ゲーム終了時のスコアを取れない場合があるので難しい。さらに、確定完全情報ゲームであることは、ゲームの複雑性を少なくすることにおいて大切である。手の選択によって得られる結果が確定でないゲームでは、特定の手によって起こる結果をモデル化すること自体研究対象となる。また、不完全情報ゲームでは、相手プレイヤーや場のモデルも構成しないとイケないため、同様に複雑性を増す。

本研究の対象となる麻雀は、分類するとしたならば、四人零和有限不確定不完全情報ゲームである。以上に述べたような二人零和有限確定完全情報ゲームと異なり、課題が多いために麻雀の AI は未だにトッププレイヤーレベルの実力に達しているものは存在しない。まず際立つ問題がプレイヤーが4人という多人数であることである。2人プレイヤーでは自分の得点と相手の失点は等価であったが、4人プレイヤーの場合自分と特定の相手プレイヤーの得点の関係は同様ではない。すなわち、プレイヤーごとに達成すべき目的が異なる場合が存在するため、単純なモデルを作ることが難しい。この多人数性の問題を解決するには、プレイヤーを1人とした1人麻雀の利用が考えられる。これは、麻雀プレイヤーが自分の実力を高めるために練習として使う用途があったが、水上ら [?] などが麻雀の研究をする際に使用している。本研究でも、評価としてこの1人麻雀を利用する。次に、不確定性が存在する面も、麻雀の AI を作る際に難しい問題となっている。選択した手によって得られる結果が確定でない以上、これらは確率的にしか求めることが出来ない。この問題に対してのアプローチとしては、途中局面のヒューリスティクスを用いて手の優劣を決定する手法の他に、モンテカルロ法によるシミュレーションを用いた方法などが挙げられる。本

研究では前者を対象とするが、これらの関連研究については次節以降に解説する。

## 2.2 麻雀の一般論

この節では麻雀の一般論について述べる。前節で述べたように、麻雀は多人数性と不完全情報の観点から、複雑さを極めるルールとなっている。ただし、戦略について大きく分けると、自分の得点を加算する攻めの技術と、失点を防ぐための守りの技術に分類することができる。これについてこの節では解説する。また、本研究では攻めについて取り扱うため、攻めの戦略において重要である指標についても説明する。

### 2.2.1 押しと降り

一般に、麻雀において攻める技術の押し、守る技術のことを降りという。麻雀で得点を加算することは、原則自分の手を和了ることによってのみ実現される。したがって、押しの技術に関してはまず自分の手を和了まで持っていけるかということが重要となる。和了の形式としてはツモ和了とロン和了が存在し、ツモ和了では他の相手プレイヤー全てから得点を奪い、ロン和了では上がり牌を河に捨てたプレイヤーから得点を奪う。次に、和了の形、すなわち役によって加算される際の得点が異なるため、できるだけ高い打点の構成で上がることが求められる。

一方、麻雀で失点となる局面は、原則相手プレイヤーが和了した時である。失点の方式は2つあり、放銃失点と被ツモ失点によるものである。前述した相手プレイヤーがロン和了となるような牌を自分が河に捨ててしまった場合は放銃失点となり、相手プレイヤーがツモ和了した場合は被ツモ失点として得点を支払う。ただし、被ツモ失点の場合は他プレイヤーとともに失点を痛み分けすることになるので、放銃失点よりは失う得点が少ない。したがって、被ツモ失点は免れることは難しいが、放銃失点は自分の捨てる牌に注意することで免れることが可能となるため、降りの戦略としては主に相手プレイヤーをロン和了させないように打つことが基本となる。

### 2.2.2 シャンテン数

和了形は役によって多少の違いはあるが、一般に雀頭1つとメンツ4つで構成される。この形を、与えられた13牌の配牌から始め、山から1枚ツモり自分の手牌から1枚切る動作を繰り返すことで完成させることが和了となる。ここで、まだ和了形に至っていない牌姿において、和了までどれだけの距離があるかを示すための指標としてシャンテン数が存在する。シャンテン数とは、実際には和了形ではなくその一つ手前の状況である聴牌を基準としたものであるが、基準としては和了までの距離として使って構わない。シャンテン数の具体的な定義は、現在の牌姿から最短何回のツモで聴牌にたどり着くことができるかを表す。具体例を図2.1に示す。この場合は、最短であと3つの必要な牌をツモることで和了することができ、あと2つの必要な牌をツモることで聴牌であるため、この牌姿は2シャンテンである。



図 2.1: シャンテン数

## 2.3 関連研究

和了率を高めるための研究としては大きく分けて、強者の牌譜を学習してモデルを作る方法、モンテカルロ法によるシミュレーションを用いた方法、途中局面のヒューリスティクスを用いた方法があげられる。強者の牌譜を学習してモデルを作る方法では水木ら [6] や北川ら [7]、水上ら [?] の研究が報告されているが、いずれも面前においての和了率は平均プレイヤーの実力に至っていない。これらは、4人麻雀の牌譜を使っていることで、4人麻雀独特の打ち方を排除できない問題や、上級者が認知できない最適解を求められない問題があった。また、モンテカルロ法によるシミュレーションを用いた方法では、麻雀は分岐が多すぎるため探索範囲が広く、そのまま適用しても精度が出ない。したがってこの分野の研究としては、探索範囲を限定することができるUCB[1] やUCT[4] といった手法が利用されている。UCTを利用した打牌アルゴリズムとしては中張らの研究が [10] あげられる。また、UCTを利用した打牌アルゴリズムでは、三木らの研究が [6] 挙げられる。これらはそれぞれの手法によって探索範囲を限定したシミュレーションを行っているが、麻雀の分岐局面が多すぎる問題に対してまだ課題が多く、平均プレイヤーを超える和了率は出せていない。最後に途中局面のヒューリスティクスを用いた方法だが、面前の和了率を上げるためにはいい成績が出ている。この分野での研究としては、佐藤らの有効牌を数え上げることによって打牌するアルゴリズム [11] などがあげられる。相手プレイヤーに関する鳴きや打点などを考慮した観点からは劣る部分も多いが、面前の和了率については良い結果を残している。これらの研究は、本研究の手法と近いため、詳しく次章でまた解説する。

## 第3章 提案手法

本章では、以上で述べた課題に対して本研究が提案する手法を述べる。

### 3.1 手法の概要

本研究が提案する手法は、期待和了巡目という途中局面の静的指数を評価することで、適切な打牌を選択するアルゴリズムである。与えられた牌姿において、和了形までにかかるツモの回数を和了までの消費巡目と定義する。ここで、麻雀においてはどのような牌をツモってくるかは確率的にしかわからず、確定的な情報ではない。したがって、和了までの消費巡目は同じ牌姿であったとしてもそれぞれの場合において異なる可能性がある。そのため、それらを十分な回数行った場合に収束することが期待される平均的な消費巡目を考える。これを、この論文では以下その牌姿における期待和了巡目とする。

### 3.2 期待和了巡目の算出

期待和了巡目を求めるためには、まず最初に有効牌のブロックを定義する。有効牌のブロックとは、同じブロック内の有効牌のいずれかを牌姿に加えることで、シャンテン数が1つ少なくなり、2つ以上加えてもシャンテン数がそれ以上下がらないような集合とする。また、本論文において有効牌とは直接シャンテン数を下げる効果を持つ牌のこととし、受け入れが広くなるような二次有効牌については考慮しないことに注意いただきたい。具体例を図3.1に示す。この牌姿の場合、有効牌のブロックはマンズの6・9、ピンの4・6、ソウズの7の3つとなる。この牌姿の場合はシャンテン数は2シャンテンであるが、マンズの6を手牌に加えることでシャンテン数が1シャンテンになる。したがってこの場合マンズの6は有効牌であるが、この1シャンテンの状態ですらにマンズの9を手牌に加えてもシャンテン数は1のままである。そのため、マンズの6と9は同じ有効牌のブロックに属することがわかる。ピンの4・6、ソウズの7についても同様である。

1つの有効牌のブロックによって、シャンテン数が1さがるような平均消費巡目は、そのブロックの有効牌を一回のツモでツモる確率を  $p$  とすると、

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \sum kp(1-p)^{k-1} = \frac{1}{p} \quad (3.1)$$

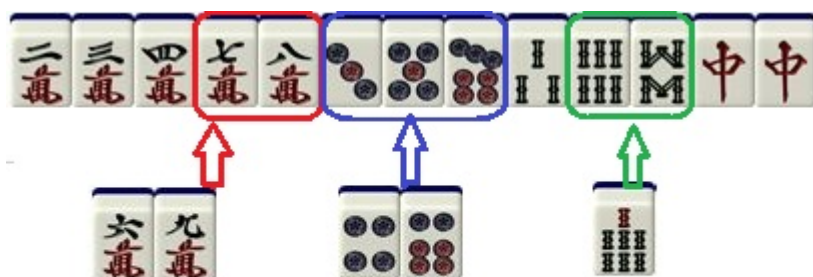


図 3.1: 有効牌のブロック

と表される。したがって、平均の考え方をを使うことでブロック同士が独立である場合は、これを複数のブロックにも拡張できる。

また、ブロック同士が重複している場合においては、複雑な計算が必要となる。したがって本研究では、重複したブロックに存在する有効牌についてはどちらか片方に入れて計算するようにする。

### 3.3 想定されるメリット

この節では、以上に提案した手法を関連研究の事例を交えて、優位性があると期待される部分について述べる。まず最初に本手法と同じく与えられた牌姿に対して途中局面の静的指数を評価することで妥当である牌姿を選択するアルゴリズムを挙げる。これらは、モンテカルロ法などのシミュレーションをプレイアウトまで行わないものである。また、関連研究としては本手法と同じく期待和了巡目と近い考え方をを用いた例を述べる。しかし、この例では期待和了巡目の算出にモンテカルロ法によるシミュレーションを使っており、静的な評価方法ではない。また、期待和了巡目の算出方法も、ツモったあとに切らないという考え方をっており、正確な評価ではない点がある。

#### 3.3.1 シャンテン数を下げるアルゴリズムとの比較

麻雀において、特定の和了までに必要な牌の数がシャンテン数であるため、与えられた牌姿においてのシャンテン数を把握することは和了のしやすさを評価することにつながる。これは最も基本的な方法であるため、あらゆる麻雀 AI の研究で基礎として行われている。三木ら??は、UCT アルゴリズムの評価を行う際に、グリーディングプレイヤーとして、シャンテン数を下げるように打つプレイヤーを用いている。このグリーディングプレイヤーでは、与えられた牌姿の中で打

つことのできる全ての牌に対して、打った後のシャンテン数を調べる。その後、元の牌姿とそれらのシャンテン数をそれぞれ比較し、シャンテン数が小さくなるような手を選択するアルゴリズムである。シャンテン数が同じように小さくなる手が複数あった場合には、ランダムでその中から選んだものを選択するようになっている。具体例を図 3.3 に示す。

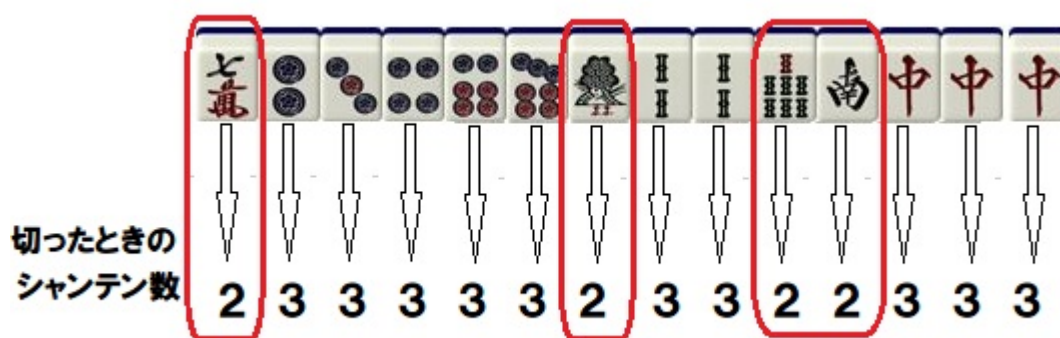


図 3.2: シャンテン数下げるように打つアルゴリズム

この手法の問題点は、シャンテン数を下げる牌の中が複数あるときにランダムで打牌を選択しているところにある。一般にある牌姿からシャンテン数を下げる牌は複数あることがほとんどであり、ここでランダムな要素を入れてしまうと、その中での優劣を比較できない。シャンテン数を下げる牌の中でも牌の優劣を決めるための方法として、有効牌の数を比較する手法があげられる。これについて次節で解説する。

### 3.3.2 有効牌の数を数えるアルゴリズムとの比較

有効牌とは、シャンテン数を下げる牌のことである。具体例を図 3.3 に示す。

この牌姿では、マンズの 7、ソーズの 1、7、字牌の南のどれを切ってもシャンテン数は下がるが、有効牌の数は異なる。有効牌の数を比較すると、それぞれ 3 9、5 1、3 9、5 5 となっていて、5 5 である字牌の南を切ることになる。このアルゴリズムは、佐藤ら [11] の研究で詳しく行われている。この方法の問題点は、同じ有効牌の数であっても、ブロックの構成要素の違いを理由に和了率が異なるという点が挙げられる。また、佐藤らの研究では、目先の有効牌だけを比較するのではなく、再帰的に次の展開の有効牌も比較しているが、最終的には末端の有効牌を比較しているためそれまでの関連性が排除されている。したがって和了にたどり着くまでのシャンテン数が大きければ大きいほど実際の和了率を上げる選択とかけ離れる問題がある。



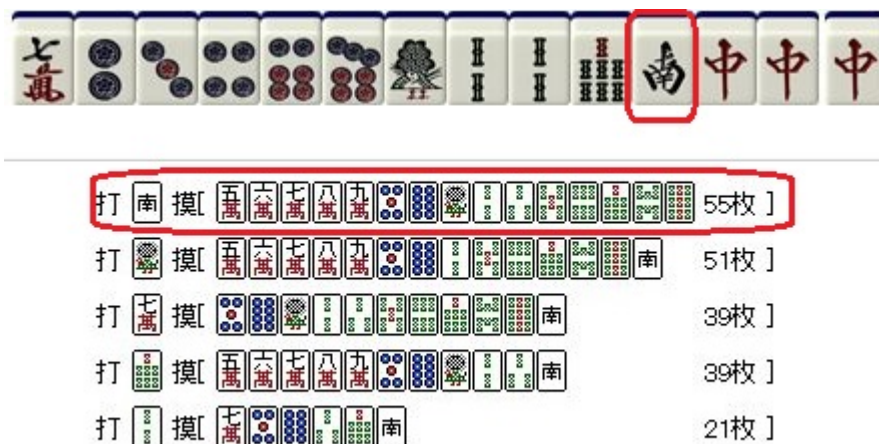


図 3.3: 有効牌が多くなるように打つアルゴリズム

### 3.3.3 擬似的に期待和了巡目をモンテカルロ法で行った研究との比較

水上ら [?] の研究の前衛である、「麻雀を打つ機械」[5] の牌効率のアルゴリズムでは、モンテカルロ木探索を用いている。そのアルゴリズムの概要を図??に示す。ツモを入れた状態で14枚の牌姿から、それぞれ切ることのできる牌を切った場合を一つのノードとする。この場合深さ1の14つのノードができることになる。この後、それぞれのノードの状態から、ツモることの可能な牌をランダムにツモっていくシミュレーションを行う。この場合ツモる事のできる牌とは、場や自分の手牌に情報として見えている牌をゲーム開始時に存在する麻雀牌セットの中から抜いたものである。通常麻雀のルールでは、牌をツモることで次に捨てるという動作が発生するが、ここではそれを行わない。これをしないことで、探索空間が膨大に膨れ上がるの防ぐ効果があり、特定のシミュレーション時に最速で上がるための手順を特定することが可能となる。ツモを連続で行っていき、それまで手牌に残っていた牌の組み合わせで和了することができる場合となるまでシミュレーションを行い、上がった場合にプレイアウトとなる。このシミュレーションを各ノードでそれぞれ十分な回数行い、プレイアウト発生するまでのツモった回数の平均とり評価値とする。最後に、各ノードの評価値を比較し、最もこの値が少なかったノードが最適な打牌と考え選択することになる。プレイアウトまでにツモった回数の平均が少なければ少ないほど、より早く和了できることが期待されるからである。





図 3.4: モンテカルロ法で期待和了巡目を求めるアルゴリズム

## 第4章 設計と実装

### 4.1 1人麻雀の実装

提案手法で提示した、期待和了平均順目の評価によるモンテカルロ木探索を評価するために、1人麻雀プレイヤーを実装した。1人麻雀プレイヤーとは、相手プレイヤーを考えない多人数性を排除した麻雀のことである。ルールについては次の節で詳しく説明している。本研究で実装した1人麻雀プレイヤーのフローチャート図を図4.1に示す。

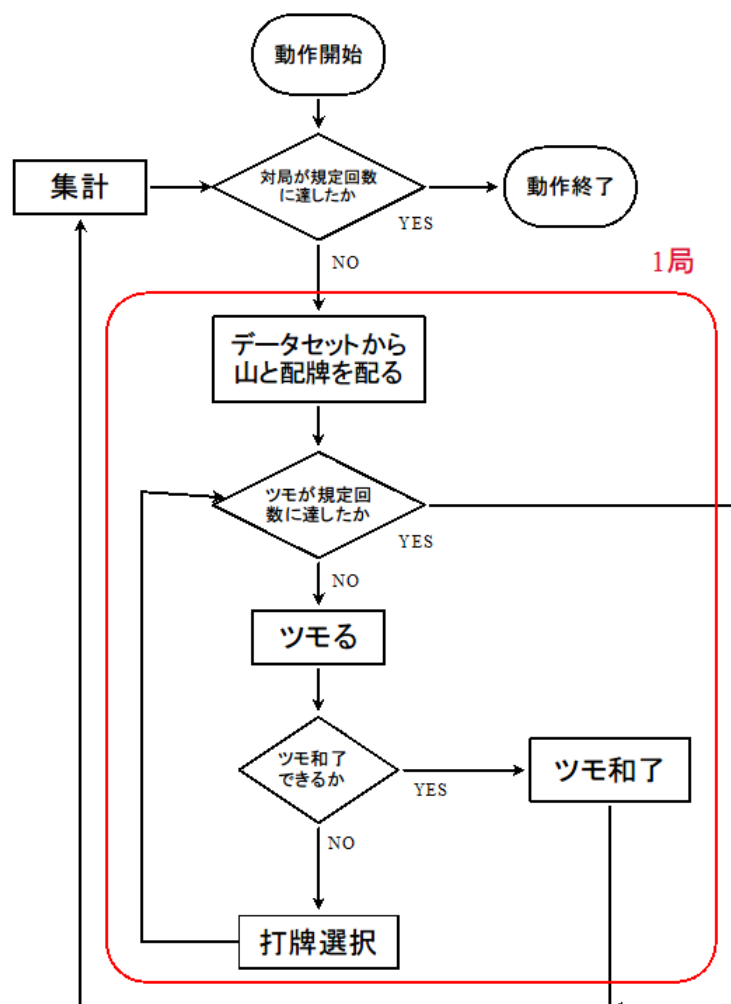


図 4.1: 1人麻雀のフローチャート

まず、1人麻雀プレイヤーにおいて開局から、終局まで行う対局のループを定義する。開局時

には、山と配牌を設置する。その後山から一つ牌をツモリ、一つ捨てる動作を繰り返す。終了条件を満たした時点で終局となり、その局の成績を集計する。このループを1人麻雀プレイヤーにおける1対局と定義する。この対局のループを十分な回数行い、和了率を測定する。

#### 4.1.1 1人麻雀のルール

通常の4人麻雀では、多人数製の問題があるため、分岐や考慮すべき問題が多い難しさがある。この難しさを解消するために、相手を考慮しない1人麻雀を考える。この1人麻雀のルールは、相手プレイヤーを考えないため、点数を支払う事による放銃や被ツモ失点などを考えない。また、相手プレイヤーによる捨て牌が存在しないので、鳴きや栄和を考えない。リーチについても、和了率の観点では不要なため、考えない。門前でツモを繰り返し行うだけのシンプルなシステムである。

表 4.1: 本研究の1人麻雀プレイヤーのルール

アクション	4人麻雀	1人麻雀
和了	ツモ和了、ロン和了どちらも可	ツモ和了のみ
点数	失点や和了の点数を考慮する	点数は考えない
リーチ	可能	なし
鳴き	チー、ボン、カンが可能	なし
終局	誰かが和了するか、ツモ山70枚がなくなるまで (136-14-13*4)	和了するか、27回ツモるか

また1人麻雀の成績の評価においてはその点数の推移よりも、和了率自体が重要だと考えられている。したがって、点数という複雑なパラメータを省いた和了率に注目したルールとなっている。その理由としては、以下のような理由が述べられる。

4人麻雀では平均順位の低いプレイヤーほど、平均和了点低く、和了率が高いことというデータが存在する。[8]。したがって強いプレイヤーは点数よりも和了率を重視して打っていることがわかる。上手いプレイヤーは手役を無理に狙わないため、平均和了点が低くなると考えられる。また麻雀の点数の特性上、満貫までの点数は指数関数的にその得点が増えていくが、満貫以上の場合は線形に近くなる。したがって、難易度に対して望める点数が割に合わない高い和了を狙うより、比較的低い点数で多く和了することが効率が良い。また、失点の観点からも、4人麻雀では自分が放銃をしない場合も他プレイヤーの和了によって被ツモ失点を被ることがある。これに対しても、和了すれば他プレイヤーが和了することができないため、相手の和了を防ぐという意味でも和了率の高さは重要である。

#### 4.1.2 終了条件

図 4.1 に示した 1 局の終了条件は、ツモが規定回数に達するか、和了したかのいずれかとしている。4 人麻雀においても、いずれかのプレイヤーが和了しない場合において、ツモの回数が規定回数（厳密には山がなくなるまでだが）に達した場合は終了となる。したがって、1 人麻雀においても、和了が発生しない場合においても対局が終了するような条件を入れた。また、通常の 4 人麻雀ではツモの回数は、流局した場合平均的に 18 回である。しかし 1 人麻雀を評価として利用している関連研究の多く [11][9] が、1 人麻雀のツモの規定回数を 27 回としているため、本研究でもツモの回数を 27 回とした。また、対局数に関しては、5000 局のものと 100 局のもので分けた。詳しくは次章の評価で述べるが、AI アルゴリズム同士では十分な回数行い、人間プレイヤーも評価に加える際は実現が可能な 100 局という対局数を用いた。

#### 4.1.3 データセット

1 人麻雀で AI や人間が対局を行うとき、山や配牌は毎回ランダムに生成するわけではなく、予め用意したデータセットを扱う。1 人麻雀の一局において扱う牌の数は、初期配牌 13 牌と山 27 牌の合計 40 牌である。この 40 牌を、予め麻雀の対局で使用可能な 136 牌の中から、ランダムに抽出し並べておく。このセットを対局数分用意したものがデータセットである。このように同じデータセットで十分な回数それぞれの手法で 1 人麻雀を打つことで、手法ごとの和了率の優劣が精密に比較可能である。

### 4.2 4 人麻雀の自動打ちシステムの実装

本研究の提案手法のアルゴリズムが 4 人麻雀でも有用かどうかを調べるために、4 人麻雀で実際に対戦するための自動打ちシステムを実装した。言語は C# を使い、ビルド環境は VisualStudio 2015 Community を用いた。このシステムを動かす場所として、オンライン麻雀サイト「天鳳」を選んだ。実装した自動打ちシステムの大きな流れを図 4.2 に示す。

#### SYSTEM

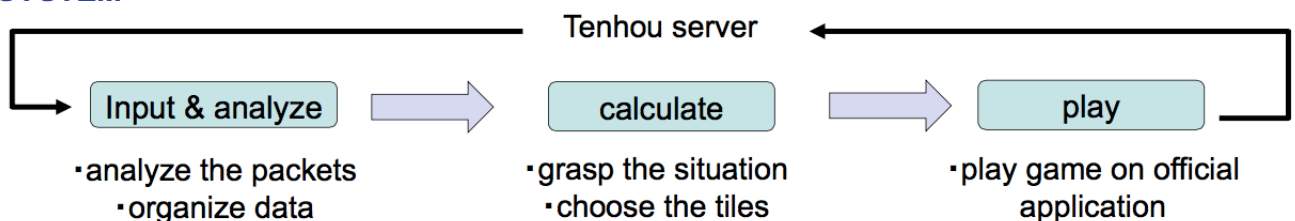


図 4.2: 天鳳上で自動打ちするためのシステムの設計図

まず、天鳳サーバーから受け取った情報を送られてくるパケットとして読み取る。次に、受け取った情報を整理・計算し選択する打牌を決定する。最後に、決定した打牌を公式アプリケーションを通じて天鳳サーバーにまた送るといった流れである。次の節以降その詳細について解説する。

### 4.2.1 オンライン麻雀サイト天鳳

天鳳は、現在インターネット上で麻雀を打つことができるサイトの中で最も利用者が多いサイトであり、登録者は390万人を超える大型のサイトである。また、アクティブユーザー(180日以内の対戦履歴があるプレイヤー数)は27万人を超え、現在最も活気のあるインターネット上の麻雀フィールドである。天鳳では麻雀研究に対する支援が充実しているという面も大きい。最高ランク者のみが打つことのできる鳳凰卓というクラスの試合データ(以下牌譜)を全て公開しており、より良質な強者の牌譜を取得することができる。これらの牌譜は一日に約500試合ほど手に入り、量ともに十分利用できる。これについては、筆者も強者の統計的な手順について研究する際によく利用させていただいた。また、天鳳ではAIで麻雀を打つことを一定の条件下で許可している点も大きい。鳳凰卓については人間同士の生粋の強者のフィールドというコンセプトがあるため許可されていないが、その下の特上卓以下では条件を揃えることで対戦することが可能である。一番下の一般卓については、最も低ランクなため対戦人数も多いため、AIによる影響が少ないと考えられている。そのためある程度対戦が可能なAIであれば、他プレイヤーの迷惑にならないような範囲での利用が許可されている。また、一般卓と鳳凰卓の間の上級卓・特上卓では、AIを用いて他のプレイヤーの不正検出に協力するという条件を元にAIの稼働を許可されている。AIを稼働させることによる他プレイヤーのメリットを提供することで、反対するものが少なくなるからである。本研究のシステムは、一般卓で稼働させた。

表 4.2: ランク別リスト・AI稼働条件

卓	一般卓	上級卓	特上卓	鳳凰卓
レベル	下位約 80%	上位約 20%	上位約 10%	上位約 1%
AI 稼働条件	マナー厳守	不正検出に協力	不正検出に協力	不可

### 4.2.2 入力

天鳳サーバーから送られてくる情報を読み取るためには、プレイするための公式アプリケーションを扱う必要がある。天鳳では未だにAIを動かすための公式APIが公開されていないので、公式アプリケーションでプレイした情報を画像認識して解析するか、送られてくるパケットを解析する必要がある。本研究では、kmo2氏が公開している天鳳パケット解析用オープンソース[3]を利用し、パケット解析を利用することで情報の入力を行った。

### 4.2.3 計算

・天鳳からの情報をどういうふうな構造体で保存しているかどうかとか。

また、シャンテン数の計算方法については、バックトラック法を用いた。バックトラック法とは、8クイーン問題の解決法で良くあげられるように、難しい組み合わせの問題を効率よく解く

ために考案された方法である。麻雀においては、シャンテン数を求めることはすなわち決められた牌姿を要素ごとの組み合わせに分解することであり、バックトラック法が有用である。雀頭・メンツ・ターツの組み合わせを最もシャンテン数を下げる形で分解することが必要になる。麻雀の和了形においては、雀頭が一つであるため、まずは雀頭として考えられる要素を取り出す。次に、メンツとして考えられる要素を取り出し、最後にターツを取り出す。メンツはターツからシャンテン数を一つ下げた形であるため、メンツで取り出せる部分がある場合はそちらを優先して行う。このようにして各要素の優先順位を付けながら考えられる組み合わせを抽出したとき、最もシャンテン数が小さいものがその牌姿のシャンテン数である。

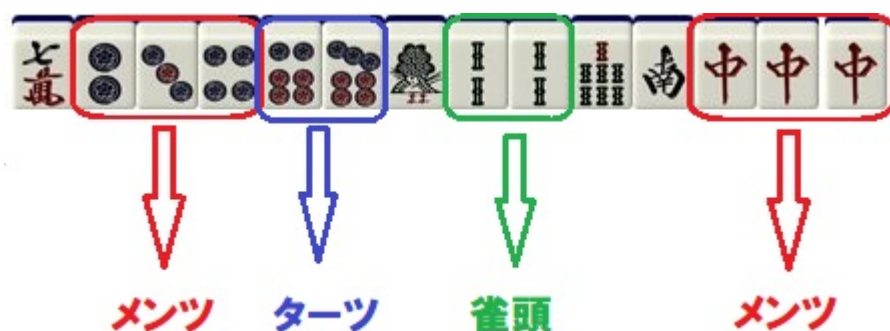


図 4.3: シャンテン数を求めるバックトラック法

#### 4.2.4 出力

計算過程によって決定した牌を、天鳳サーバーに送信するためにも、プレイ用の公式アプリケーションを用いる。公式アプリケーションを介さないで直接データを送ることは、少しでも不正なプレイにならないようにするために必要なことである。公式アプリケーションで打牌を行うためには、決定した打牌を GUI で操作して選択する必要がある。したがって、出力過程では選択した牌をクリックできるよう、マウスイベントを呼ぶプログラム実装した。天鳳において公式アプリケーションで自動理牌を行うと、マンズ、ピンズ、ソーズ、字牌の順番になる。そのため、手牌の情報から切りたい牌が手牌の左から何番目にあるかを計算することができる。これを利用して、予め手牌の左端の座標を記憶し、そこから切りたい牌がどれだけ右側にあるかを計算させて、擬似的に切りたい牌を切るように設計した。

## 第5章 評価

### 5.1 1人麻雀における成績の評価

提案手法で提示した、期待和了順目の評価による打牌選択のアルゴリズムを1人麻雀に適用し、性能を評価した。図5.1に示すのは、同じ5000局のテストデータを与え、対局を行うごとに和了率を測定し更新していったときのグラフである。また、天鳳において実力が上位0.1%に当たる上級者（本論文執筆者）と、天鳳において全体の50%に当たる平均プレイヤーを一人ずつ用意し、100局のテストデータで同じく和了率を比較した。5.1 この場合も同じテストデータで100局他のアルゴリズムによる和了率も測定している。図に示す「シャンテン数」のアルゴリズムとは、シャンテン数が最も少なくなるような牌を選択して打牌するアルゴリズムで、そのような牌が複数存在する場合はその中から切る。「有効牌」のアルゴリズムは、「シャンテン数」のアルゴリズムの中で、複数の牌が存在するときにその有効牌の枚数を比較して多いものを切るアルゴリズムである。最後に、「期待和了巡目」とあるアルゴリズムは、本研究で提案した、期待和了巡目の最も小さいものを選択するアルゴリズムである。

表 5.1: 100局のデータセットでの和了率

手法	あがった局数 (%)
上級者	53
期待和了巡目	44
有効牌	41
平均プレイヤー	36
シャンテン数	32

1人麻雀を5000局打たせたことによる和了率の比較では、「シャンテン数」<「有効牌」<「期待和了巡目」という結果となった。これは統計的に優位な水準での優劣である。結果については期待通りで、シャンテン数を下げるだけのアルゴリズムに対し、それをさらに有効牌の数を比べるアルゴリズムでは和了率が上昇した。また、本研究で提案した「期待和了巡目」のアルゴリズムでは、さらに有効牌の中でもより和了までの到達度を正確に計算することで和了率が上がることが確認された。1人麻雀による対局では、多人数性が存在しないため、本手法がうまく適用できると考えられる。また、上級者と平均実力者の人間プレイヤーを加えた100局の対局では、期待和了巡目のアルゴリズムの和了率は平均プレイヤーより優り、上級者に劣る結果となった。これは、上級者の場合はシャンテン数が瞬間的にあえて最小でないような打牌をして結果的

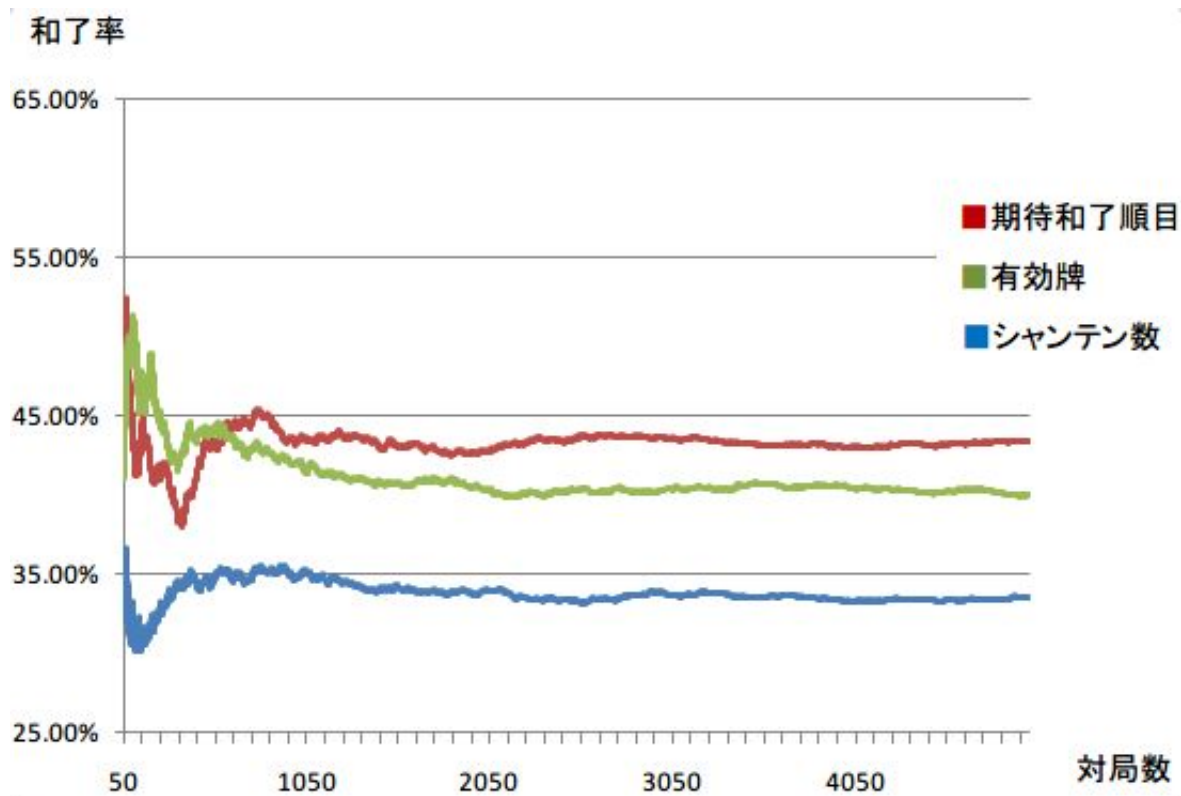


図 5.1: 1 人麻雀の和了率遷移

に和了率が高くなる場合が存在するからであると考えられる。期待和了巡目はシャンテン数が最小になる牌の中から打牌を選択しているため、このような選択が行えない。

## 5.2 4 人麻雀における成績の評価

本研究では 1 人麻雀における和了率の上昇を目指すため、静的指数である期待和了巡目を利用し、打牌を決定するアルゴリズムを提案した。これを第 4 章で設計した実装を元に、オンライン麻雀天鳳で打たせ、その成績を集計した。対戦した場所は天鳳の一般卓で、ルールは喰いアリ赤アリの東風戦、持ち時間は 3 秒である。2016 年 11 月から 2017 年 1 月までの期間対戦を行い、試合数は 2231 戦となった。同じように、関連研究では 1 人麻雀のアルゴリズムを 4 人麻雀に適用し、実際の対人戦でその成績を評価している例が存在する。この節では、それらの研究の成績と本手法の比較を行い、その優位性を評価した。

評価として、和了率、放銃率、レーティングを比較した。

### 5.2.1 和了率

4 人麻雀で実装した自動打ちシステムを対戦させた結果の、和了率の遷移を図 5.2 に示す。50 戦以下の対局では母数が少ないために和了率の偏差が大きいため、図は 50 戦以上の対局から



の和了率を掲載した。和了率は300戦までは偏差が大きかったが、500戦を超えると徐々に収束していき、2231戦後の最終和了率は21.290%となった。

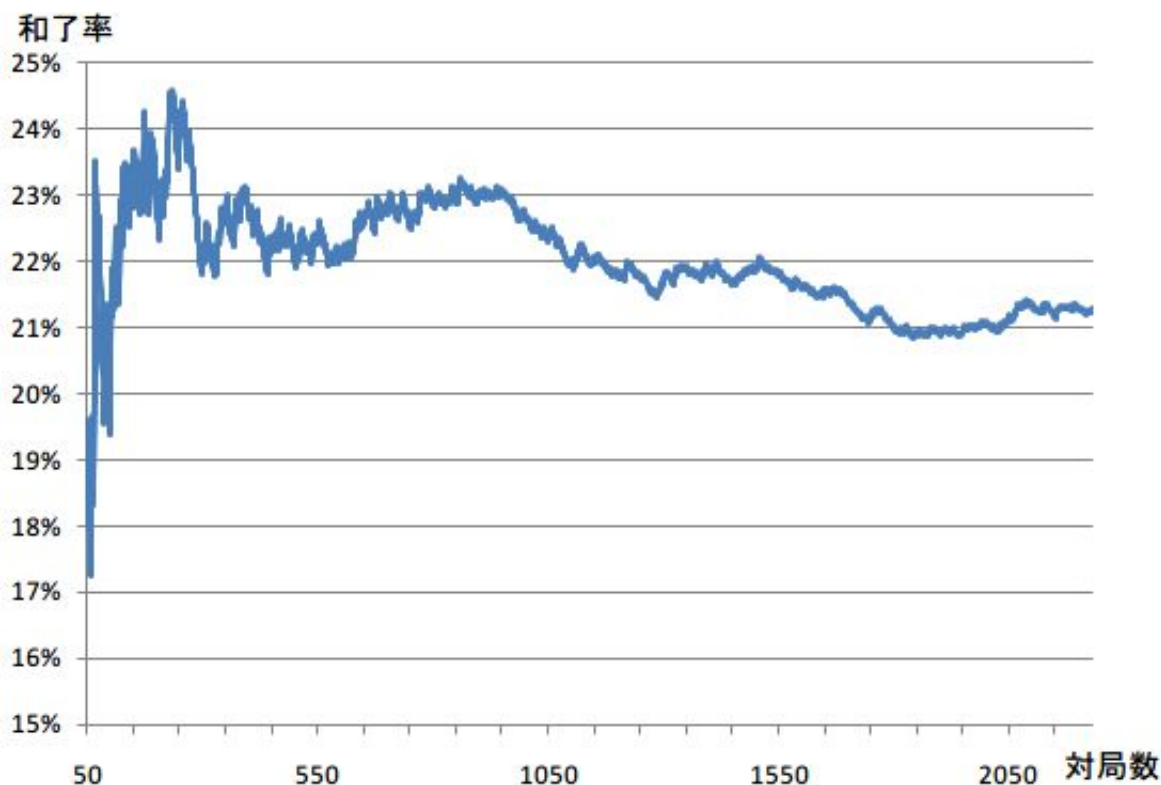


図 5.2: 和了率遷移

また、関連研究と比べた結果の表 5.2 に示す。佐藤らは有効牌を数え上げることによって打牌を選択するアルゴリズムを使用した。その中で再帰の深さを変えたりヒューリスティックを加えたり複数の手法においてのデータを取っている。ただしそれらによる差は統計的に優位なほど大きな差ではなかったため、今回はそれらの中で最も基本的である再帰の深さ 1 のものと比較した。また、表にある平均プレイヤーとは、天鳳において平均レートが1500付近である初段のプレイヤーとした。そのデータは天鳳のランキングページに公開されているものを引用した。

表 5.2: 4 人麻雀における和了率の比較

プレイヤー	本研究	佐藤らの研究	水上らの研究	平均プレイヤー
対局数	2231	2526	504	-
和了率 (%)	21.3	20.1	18.8	21.9

和了率を比較すると、本手法は佐藤らの研究をわずかに上回る結果となった。佐藤らの研究では有効牌の数え上げによって打牌を選択しているが、本手法では平均和了巡目をを用いることでより先の展開を考慮した打牌の選択が可能になっていると考えられる。これは事前に期待されていたとおりであった。しかし、大きな差が生まれたというわけではなく、平均プレイヤーを優位に

超えることはできなかった。これは、平均プレイヤーは鳴きによる和了も含まれているためであると考えられる。その理由に、1人麻雀による和了率（鳴きを含まない）は平均プレイヤーを超えていることがあげられる。ただし、4人麻雀でこれ以上の和了率を挙げるためには、やはり鳴きについての和了を加えないと難しいこともわかる。

### 5.2.2 放銃率

次に、和了率の遷移を図5.2に示す。50戦以下の対局では母数が少ないために放銃率の偏差が大きいため、図は50戦以上の対局からの宝珠率を掲載した。放銃率は500戦までは下降を続けたが、1000戦を超えると徐々に収束していき、2231戦後の最終放銃率は18.37%となった。

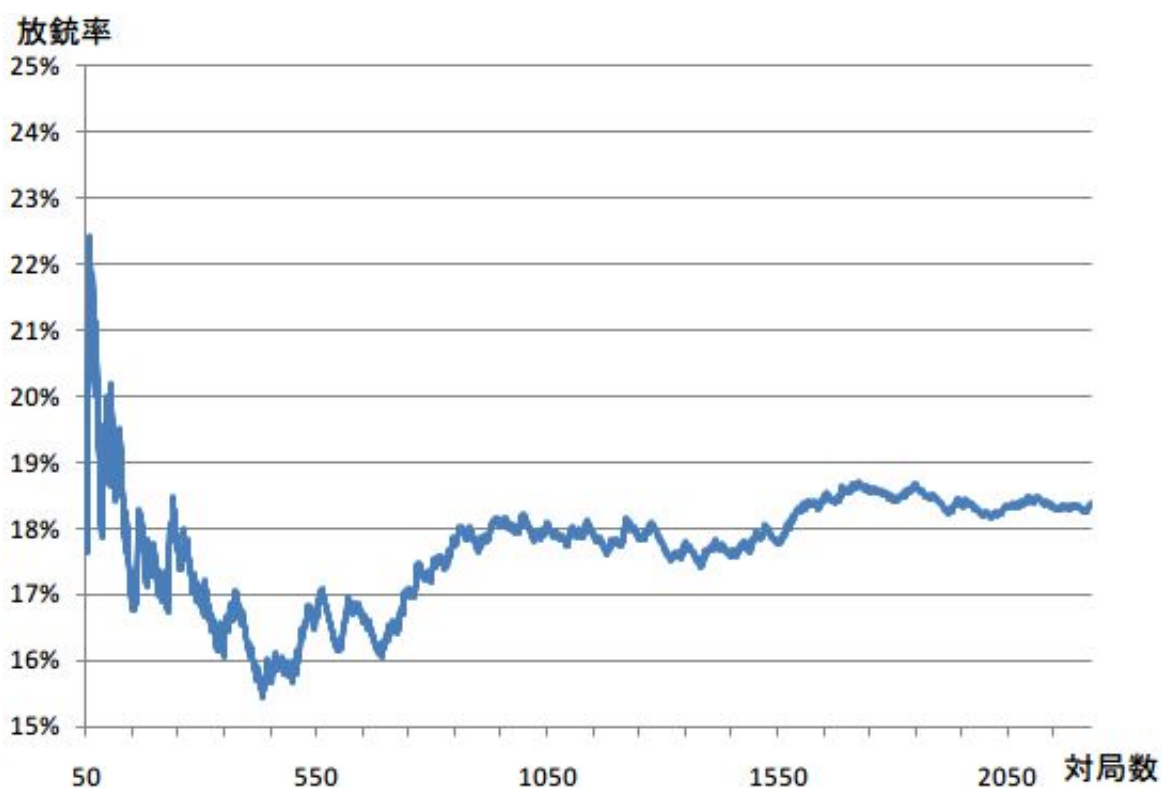


図 5.3: 放銃率遷移

また、関連研究と比べた結果を表5.3に示す。放銃率においてはどの研究にも大きな差は見られなかった。これらの研究では、4人麻雀におけるオリの戦略を加えていないからであると考えられる。平均プレイヤーはオリを行っているため、放銃率が低い。4人麻雀においては放銃率による失点は成績を悪くするため、重要な指標であるが、これらはオリの戦略を実装することで改善する必要があると考えられる。

表 5.3: 4 人麻雀においての放銃率の比較

プレイヤー	本研究	佐藤らの研究	水上らの研究	平均プレイヤー
対局数	2231	2526	504	-
放銃率 (%)	18.4	18.9	19.0	16.4

### 5.2.3 レーティング

レーティングとは、特定のプレイヤーが他のプレイヤーと比較してどの程度成績が良いかを図る評価の仕方の一つである。レーティングは、平均順位と負の相関を持ち、式 5.1 で計算される。ゲームを行ったときの卓の平均のレーティングを  $R_{ave}$  とし、ゲームの結果の順位を  $Rank$ 、ゲームを行う前のレーティングを  $R$  とした時、そのゲームによって更新されるレーティングが  $R'$  である。初期の時点でのレーティング ( $R$ ) は 1500 である。

$$R' = R + (50 - Rank \times 20 + \frac{R_{ave} - R}{40}) \times 0.2 \quad (5.1)$$

4 人麻雀で実装した自動打ちシステムを対戦させた結果の、レーティングの遷移を図 5.4 に示す。50 戦以下の対局では母数が少ないためにレーティングの偏差が大きいため、図は 50 戦以上の対局からのレーティングを掲載した。レーティングは 500 戦までは偏差が大きかったが、1000 戦を超えると徐々に収束していき、2231 戦後の最終放銃率は 1382 となった。

また、関連研究と比べた結果を表 5.4 に示す。レーティングは佐藤らの研究をわずかに上回るという結果になった。しかし大きな有意差は見られず、平均プレイヤーにも及ばなかった。これは和了率の観点では本研究が優位なものの、四人麻雀では多人数性の理由によりほかの影響が多いことが考えられる。理由としては、1 人麻雀では和了率が本研究の方が高いものの、放銃率では平均プレイヤーが低く出ているため、オリの影響が大きいと思われるからである。

表 5.4: 4 人麻雀においてのレーティングの比較

プレイヤー	本研究	佐藤らの研究	平均プレイヤー
対局数	2231	2526	-
レート	1382	1339	1558

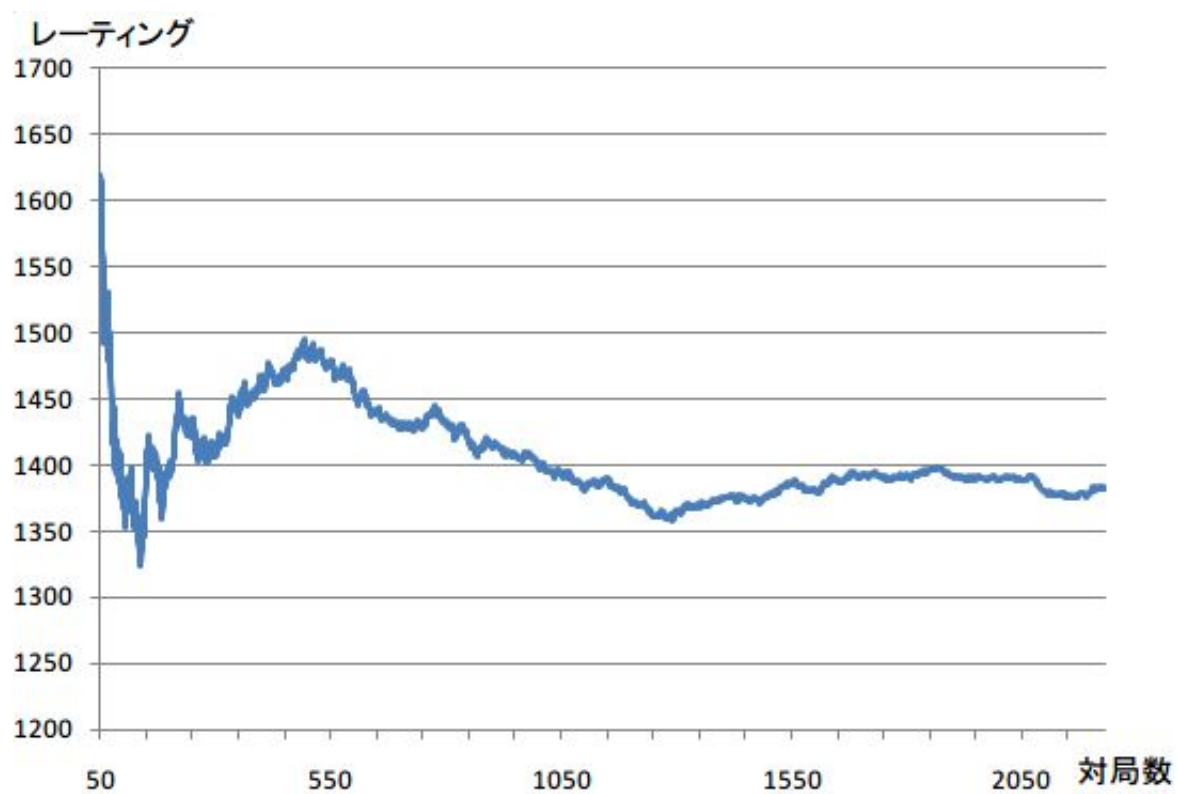


図 5.4: レーティング遷移

## 第6章 結論

### 6.1 本研究のまとめ

本研究では、各牌姿における期待和了巡目という途中局面の静的指数を評価することで、適切な打牌を選択するアルゴリズムを提案した。評価として、1人麻雀における和了率、4人麻雀における和了率・放銃率・レーティングを比較した。本研究の提案手法では、1人麻雀の和了率が「シャンテン数を下げるように打つアルゴリズム」と「有効牌が多くなるように打つアルゴリズム」と比較して高いということが示された。また、平均プレイヤーよりも高い和了率であることが確認された。一方4人麻雀では、本研究の期待和了巡目を扱ったアルゴリズムが有効牌を扱ったアルゴリズムより和了率とレーティングがわずかに高いことが示された。しかし、大きな有意差は無く、どちらも平均プレイヤーに及ばなかった。

### 6.2 本研究の結論

1人麻雀における和了率の結果から、本研究の期待和了巡目を扱った打牌選択のアルゴリズムは面前の打牌選択において有用であることがわかった。麻雀において和了率が高いことは成績において重要であるため、その観点から麻雀の成績を上げることに利用できる可能性が高いということがわかった。しかし、4人麻雀においての和了率やレーティングの結果から、多人数性が存在する鳴きやオリの観点の考慮を行わないとこれ以上の成績向上が難しいことも確認できた。

### 6.3 今後の課題と展望

今回の検証で、1人麻雀の和了率において期待和了巡目を扱った方法はある程度の有用性を示すことが出来たが、上級者には及んでいない。この原因としては、期待平均和了順目を用いる方法では、ツモを無限試行回数行える場合の平均順目を最小にするように考えていることである。実際の1人麻雀では、ツモ回数が限られている。したがって、今後の課題としては、残りのツモ回数を考慮した期待和了巡目を考えることが必要になる。また、上級者と本研究の手法の違いには、変化を考慮するかしないかという点があげられる。上級者はシャンテン数が小さくなる選択肢があったとしても、敢えて長期的な目線でシャンテン数を増やさない選択を行う事がある。本研究においての期待和了順目はこのような変化を考慮していないが、これを考慮することでより高い和了率を出すことができる可能性があると考えられる。

## 謝辞

本研究を進めるにあたり、ご指導いただきました慶應義塾大学 環境情報学部教授 村井純博士、同学部教授 中村修博士、同学部准教授 Rodney D. Van Meter III 博士、同学部准教授 植原啓介博士、同学部准教授 中澤仁博士、SFC 研究所 上席所員 (訪問) 齊藤賢爾博士に感謝致します。

研究について日頃からご指導頂きました松谷健史博士、空閑洋平博士に感謝致します。研究室に所属したばかりの頃から本研究に至るまで、特に研究に行き詰まっている時に於いても決して見放さず優しく、絶えず多くのご指導をいただきました。本研究を卒業論文としてまとめることができたのも両氏のおかげです。重ねて感謝申し上げます。

本研究の実装についての助言、環境を提供していただいた kmo2 氏、角田慎吾氏に感謝します。また、麻雀について日々議論をさせて頂いた麻雀コミュニティのみーにん氏、つる氏、flat 氏、imp 氏、じん氏、こち氏、今日も晴天氏および天鳳コミュニティの皆様には感謝いたします。

研究室を通じた生活の中で多くの示唆を与えてくれた出水厚輝氏、高橋俊成氏、山中勇成氏、原雅彦氏、木下舜氏、橋佑允氏、沖幸太朗氏、および Arch 研究グループの皆さまに感謝いたします。また、徳田・村井・楠本・中村・高汐・バンミーター・植原・三次・中澤・武田 合同研究プロジェクトの皆様には感謝致します。

最後に、私の研究を支えてくれた両親をはじめとする親族、多くの友人・知人に感謝し、謝辞と致します。

## 参考文献

- [1] Auer, p., cesa-bianchi, n. and fischer, p.: Finite-time analysis of the multiarmed bandit problem, machine learning, vol. 47, no. 2-3, pp. 235-256 (2002).
- [2] David silver, mastering the game of go with deep neural networks and tree search, <http://kmo2.cocolog-nifty.com/prog/>.
- [3] kmo2, マッタリプログラミング日誌, <http://kmo2.cocolog-nifty.com/prog/>.
- [4] Kocsis, l. and szepesvári, c.: Bandit based monte-carlo planning, machine learning: Ecml 2006, springer, pp. 282-293 (2006).
- [5] nmizu, モンテカルロ法を用いた牌効率, コンピュータで鳳凰卓を目指す part4, <http://www.nicovideo.jp/watch/sm25236127> (2014).
- [6] 三木理斗: 多人数不完全情報ゲームにおける最適行動決定に関する研究, 修士論文, 東京大学 (2010).
- [7] 北川竜平: 麻雀の牌譜からの打ち手評価関数の学習, proceedings of 12th game programming workshop (2007).
- [8] とつげき東北. おしえて! 科学する麻雀, 2009.
- [9] 水上 直紀ほか. 降りるべき局面の認識による1人麻雀プレイヤーの4人麻雀への適用. 第18回ゲームプログラミングワークショップ (GPW2013), Vol. 31, No. 3, pp. 1-7, 2013.
- [10] 中張 遼太郎ほか. Linucbの1人麻雀への適用. ゲームプログラミングワークショップ, 2013.
- [11] 保木 邦仁 佐藤 諒. 有効牌を数えて牌効率をあげる面前全ツツパ麻雀 ai の性能評価. 研究報告ゲーム情報学.